

A-009

## 構造最適化と数値最適化に着目した画像処理自動生成法 Automatic Construction of Tree-Structural Image Transformation featured Structural-optimization and NumericParameter-optimization

藤嶋 航<sup>†</sup>  
Wataru Fujishima

長尾 智晴<sup>†</sup>  
Tomoharu Nagao

### 1. はじめに

筆者らは先に、複雑な画像処理を画像処理の事例から全自動で生成する木構造状画像変換自動構築法 ACTIT を開発した。ACTIT では、遺伝的プログラミング (GP) を用いた既存の画像処理フィルタの組み合わせ最適化により、様々な画像処理の自動構築に有効であることが確認されている。一方、画像処理フィルタの中には1つ以上の数値パラメータを処理のしきい値として必要とするものがあり、従来の ACTIT ではパラメータ値を固定した複数のフィルタを使用したり、パラメータ自動設定機能をもつフィルタを使用したりしていた。

しかし、処理によっては詳細なパラメータの設定が必要である。ただし、この調整をユーザが行うことは非常に困難である。そこで本稿では GP によるフィルタの組み合わせ最適化と同時に遺伝的アルゴリズム (GA) による数値パラメータ最適化を行う ACTIT である PT (Parameter Tunable) -ACTIT を提案する。

さらに、GP 中で GA を動作させるタイミングについて考察する。また本手法を複雑な画像処理である胸部 X 線画像処理に適用し、その有用性を検証する。

### 2. PT-ACTIT

#### 2.1 構造最適化と数値最適化

一般に、組み合わせ (構造) 最適化と数値最適化を同時に行うことは各々を個別に行うよりも困難とされる。組み合わせ最適化に GP を、数値最適化に GA を用いる場合、GA と GP の両者の特性を併せ持つ手法が必要である。PT-ACTIT では GP による木構造最適化と同時に、節である画像処理フィルタの数値パラメータ最適化を GA により行う。

#### 2.2 処理手順

ここでは、パラメータをもたない画像フィルタ  $A_i$  ( $i = 1, 2, \dots$ ) と、パラメータの調整を必要とする画像フィルタ  $B_j$  ( $j = 1, 2, \dots$ ) を非終端記号、原画像を終端記号とし、また、根からの出力を最終的な出力画像とする木構造フィルタを最適化する。基本的には従来の ACTIT と同様に GP によって木構造の最適化を行うが、進化の途中からそれに加えて GA によるパラメータ最適化を行う。処理手順を次に示す。

- (1)  $A_i, B_j$  をランダムに組み合わせた木構造群を  $N$  個生成して初期個体群とする。
- (2) GP に基づいて木構造の最適化を行う。
- (3) GP の世代交代オペレータ (交叉・突然変異) が終了した後、以下の GA オペレータを適用する。
- (3-1) GP の世代交代オペレータが終了した後、評価値の上位から  $B_j$  を含む個体を一定数取り出す。

(3-2) 取り出した個体に着目し  $B_j$  に付随している画像処理しきい値を取り出し、個体毎に GA の遺伝子ビット列とする。

(3-3) GA 遺伝子について GA の世代交代オペレータを適用する。交叉は2つの GA 遺伝子列を選び出して互いにオペレータを実行し、突然変異はすべての GA 遺伝子列について走査を行い一定確率でビット反転させる。

(3-4) ただし、上記の操作の前にエリート個体を別途保存しておき、(3-3) の時点で書き戻す。

(4) 以上で実用解が得られれば終了し、さもなければ (2) の通常の GP による木構造最適化処理に戻る。

#### 2.3 数値最適化のタイミング

PT-ACTIT は、木構造の最適化と数値パラメータの最適化を GP と GA によって並列的に処理する点が特徴的である。ただし、木構造の最適化が十分に進まないうちに数値パラメータの最適化を始めた場合、双方の最適化が十分に進まないことが考えられる。そこで GP による木構造の最適化の具合から、GA による最適化を行うかどうかの判断を下す指標を提案する。GP による最適化の進み具合の指標としては個体の評価値である適応度の増加具合を考慮し、その傾きが小さくなった時期で最適化が進みにくくなったと判断し、GA による数値最適化を実行するものとする。具体的には、以下の式によって算出した指標値  $bias$  を用いる。

$$bias(gen) = \frac{1}{gen} \sum_{k=0}^{gen} \frac{last\_half(k) - first\_half(k)}{last\_half(k) - fitness(0)} \quad (1)$$

$$first\_half(gen) = \frac{1}{\lfloor gen/2 \rfloor} \sum_{i=0}^{\lfloor gen/2 \rfloor} fitness(i)$$

$$last\_half(gen) = \frac{1}{\lfloor gen/2 \rfloor} \sum_{j=\lfloor gen/2 \rfloor}^{gen} fitness(j)$$

$gen$  : 世代数

この指標値があるしきい値に達した時点で最適化手法の切り替えを行う。すなわち、それまで GP のみで最適化させていた場合は GP+GA に、GP+GA であった場合は GP だけに切り替える。また、切り替え毎にしきい値を一定の割合で現象させ、切り替えが頻繁に起こらないように調整した。

なお、現状の実験においてこのしきい値パラメータと

<sup>†</sup>横浜国立大学 大学院環境情報学府

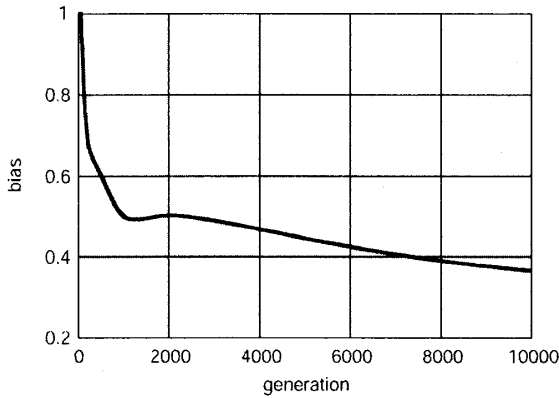
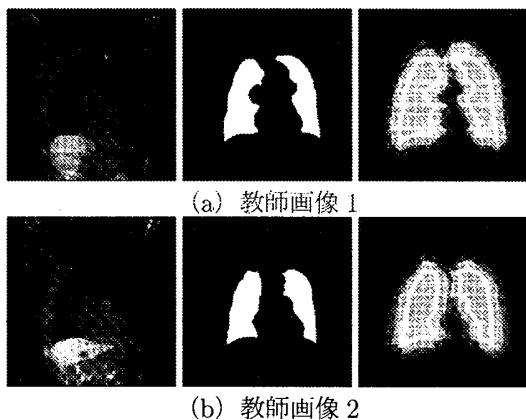
図 1: 指標値 *bias* の変化の例

図 2: 教師画像 (左から, 原画像, 目標画像, 重み画像)

減衰パラメータは試行錯誤によって与えている. 実際の最適化の途中での指標値の様子を図 1 に示す.

### 3. 実験例

複雑な画像処理である胸部 X 線画像に提案手法を適用した. 具体的に使用した実験教師画像例を図 2 に示す. 実験ではこの 2 パターンの教師画像を同時に教え込んだ. なお, ここではパラメータの調整を必要とする画像フィルタ  $B_j$  として 2 値化およびガンマ補正の 2 種類のフィルタを選択した. 比較のため, 次に示す 2 手法を適用したときの最適化の結果を図 3 に示す.

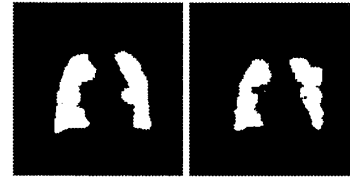
[手法 1] 従来手法

[手法 2] 提案手法 (指示指標値 : 0.50)

また, 未知の画像に対する処理結果を図 4 に示す.

### 4. むすび

図 3 を見ると, 構築が非常に困難な画像処理であるにもかかわらず両手法共にある程度の検出が達成されており, 従来手法である ACTIT の能力が高いことが分かる. しかし, 図 4 から, 未知画像に対する処理結果には大き



(a) [手法 1] 従来手法



(b) [手法 2] 提案手法 (指示指標値 : 0.50)

図 3: 出力画像



(a) 未知画像 (原画像)



(b) 処理結果画像 (左 : 従来手法, 右 : 提案手法)

図 4: 未知画像に対する処理結果

な差異が確認できる.

今回の実験において, GP による (木) 構造の最適化と GA による数値 (しきい値) の最適化を併用した本手法が高い性能を示した. 特に, 非常に複雑な胸部 X 線画像処理の構築に対してその有効性を示した.

今後, 提案手法を様々な画像処理の問題に適用して有効性を確認するとともに, その汎用性を高めるよう改良する予定である.

### 参考文献

- [1] 青木紳也, 長尾智晴: “木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT”, 映像情報メディア学会誌, Vol.53, No.6, pp.888-894 (1999)
- [2] S. Aoki, T. Nagao: “Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation Using Genetic Programming”, International Conference of Image Processing, Kobe, Japan, pp.529-533 (1999)
- [3] 長尾智晴: “進化的画像処理”, 昭晃堂 (2002)